 密级：

硕 士 学 位 论 文



论文题目

作者姓名

指导教师 教授

教授

学科(专业)

所在学院

提交日期

A Dissertation Submitted to Zhejiang University for the Degree of

Master of Engineering



TITLE:

Author:

Supervisor:

Subject:

College:

Submitted Date:

摘要

**关键词：**　，

Abstract

**Keywords：**,

目录

[摘要 i](#_Toc469855477)

[Abstract ii](#_Toc469855478)

[第1章 绪论 4](#_Toc469855479)

[1.1 研究目的和意义 4](#_Toc469855480)

[1.2 研究背景和现状 4](#_Toc469855481)

[1.2.1 标签语义法 4](#_Toc469855482)

[1.2.2 原型理论 6](#_Toc469855483)

[1.2.3 字典学习 6](#_Toc469855484)

[1.2.4 正则化 7](#_Toc469855485)

[1.3 研究内容 8](#_Toc469855486)

[第2章 基于熵的模糊重构算法 11](#_Toc469855487)

[2.1 基于质量函数与原型理论的模糊重构 11](#_Toc469855488)

[2.2 根据模糊重构确定质量函数 11](#_Toc469855489)

[2.2.1 几种参数约减方法 12](#_Toc469855490)

[2.3 基于熵的模糊重构 13](#_Toc469855491)

[2.4 实验 16](#_Toc469855492)

[2.4.1对重构系数的影响 16](#_Toc469855493)

[2.4.2 手写数字识别 17](#_Toc469855494)

[2.4.3 纹理分类 17](#_Toc469855495)

[第3章 18](#_Toc469855496)

[3.1 第一节 18](#_Toc469855497)

[3.1.1 18](#_Toc469855498)

[3.2 本章小结 18](#_Toc469855499)

[3.2.1 18](#_Toc469855500)

[第4章 19](#_Toc469855501)

[4.1 第一节 19](#_Toc469855502)

[4.1.1 19](#_Toc469855503)

[4.2 本章小结 19](#_Toc469855504)

[4.2.1 19](#_Toc469855505)

[第5章 20](#_Toc469855506)

[5.1 第一节 20](#_Toc469855507)

[5.1.1 20](#_Toc469855508)

[5.2 本章小结 20](#_Toc469855509)

[5.2.1 20](#_Toc469855510)

[第6章 21](#_Toc469855511)

[6.1 第一节 21](#_Toc469855512)

[6.1.1 21](#_Toc469855513)

[6.2 本章小结 21](#_Toc469855514)

[6.2.1 21](#_Toc469855515)

[第7章 22](#_Toc469855516)

[7.1 第一节 22](#_Toc469855517)

[7.1.1 22](#_Toc469855518)

[7.2 本章小结 22](#_Toc469855519)

[7.2.1 22](#_Toc469855520)

[参考文献 23](#_Toc469855521)

[攻读硕士学位期间主要的研究成果 24](#_Toc469855522)

[致谢 25](#_Toc469855523)

图目录

[图 1.1论文中图的格式要求 2](#_Toc468974164)

[图 3.1 流程图 7](#_Toc468974165)

[表 2.1简单的多描述分配表 4](#_Toc468974166)

# 绪论

## 研究目的和意义

生活中人们通过自然语言交流信息。自然语言给人们提供了一个表达自己认知、思想的工具。但是自然语言中的词汇表达的语义通常具有不确定性。比如人们对年龄的认知，可以使用青年描述一个30岁的人，也可以使用中年描述他。我们很难从二者中选取一个标准的词汇描述。转换成数学语言就是很难用一个经典的集合理论描述此类问题。在经典集合的理论中，一个对象要么属于一个集合，要么不属于，只能描述明确的、非此即彼的问题。为解决此类模糊概念的问题， Zadeh最先提出模糊集理论对经典集合做了有效的扩充。模糊集合中隶属度的加入使我们可以用模糊集合的方法描述此类问题。但是在解决实际问题中隶属度函数的的求解却没有一个通用的计算模型。通常使用的方法为分析法、统计法、参照已知函数法。其中分析法和参照已知函数法为根据先验知识构造特定函数作为隶属度函数，此法有赖于研究人员的经验和对问题的分析，具有较强的主观性。统计法需要大量的统计实验来确定隶属度函数。

我们提出了一种基于模糊重构和原型理论的语义标签方法。

## 研究背景和现状

### 标签语义法

Lawry提出的标签语义法是用以描述含糊概念的不确定性的理论。含糊概念表示人群在使用该语义标签交流时所表达的语义信息。在语义标签理论中有两个基础的且具有关联性的两个表示使用一个标签描述一个样本适合程度的方法。其一为质量函数（mass function），表示使用一个标签描述某一样本的不确定程度。这种不确定性与语言习惯的含蓄程度和背景知识相关。第二个方法为使用语义表达式描述一个样本的适合度（appropriateness measures）。适合度表示一个人主观的对使用一个语义标签描述一个样本的置信度，这依赖于他的背景知识。

利用标签语义学解释，一个人需要描述一个样本时，他会考虑（一个有限集）中的每一个标签，然后试图从从选出一个适合描述样本的标签子集。将这个子集记为。因为对标签具有不确定性，对由标签构成的集合同样具有不确定性。在标签语义学中对的不确定性有概率质量函数来决定。

定义1（标签的质量函数）。

的概率质量函数，其中。

表示一个人对使用标签集描述的适合程度的认知。通过使用逻辑连接符将基本的语义标签连接起来，我们可以得到复杂的语义表达式表示对概念。语义表达式定义为：

定义2（语义表达式集）

语义表达式集递归的定义为：

；

如果，则。

根据标签语义学断言“是”是上的直接约束。定义是所有的满足“是”标签集。

定义3（映射）

每一个语义表达式都是将的子集使用逻辑连接词连接起来的表达式。递归的定义为：

, ；

；

；

。

基于映射定义为所有的中所有的标签的概率质量函数的和。

定义4（适合度），使用描述­的适合度定义为：

1‑1

适合度和质量函数通过映射连接起来。依据此关系可以得出适合度的计算满足排中律、不矛盾律、幂等律。对任意的, ，，。更多的性质请参考文献。

特别的，对于，对于的计算可以写成以下形式：

1‑2

### 原型理论

假设标签集中每一个标签都对应了一个高位空间中的原型。原型表示所对应的典型样本。标签的原型具有的典型特征。

定义5 给定一个非空的集合，语义表达式的原型定义为：

1‑3

公式 1‑3中的定义主要是的思想是的原型应该与中的所有的的原型接近。一个非常自然的做法就是原型为中的所有的的原型的均值。例如，的原型为。

对于任意的，语义表达式的原型应该靠近但是远离。所以，。我们可以总结出任意的只包含逻辑连接符的语义表达式的原型。

定义6 给定任意的非空集和，语义表达式的原型定义如公式1‑4所示：

1‑4

需要特别指出的是语义表达式没有原型。使用一个原型表示语义表达式非常困难。

### 字典学习

稀疏表示成为最近研究的热点问题，在图像分类、人脸识别、图像去噪、压缩感知等方向应用广泛。在图像分类问题中，通常有一组已经标注类别的训练数据集，依据训练集将待分类图像进行正确分类。给定个类别的训练样本，第类训练样本可以表示为，公式中表示第类第一个图像的向量，为第类图像的个数，为将图像拉伸成列向量的维数。将所有类别的数据构成一个矩阵。A中的一列为字典中的一个原子。新的训练样本可以表示为训练样本的线性组合：

*1‑5*

公式1‑5中是的稀疏表示形式。是控制稀疏性的阈值。约束条件中范式用来限制中的非零项的个数，也就是字典表示的稀疏程度，越大稀疏性越小，越小则稀疏性限制越强。公式1‑5中，因为范式求解问题是一个np难的问题，所以无法求解出最优解。然后我们使用范式的约束替代范数约束。然后在使用拉格朗日法，问题可以等效为公式1‑6的问题求解：

1‑6

公式1‑6中为正则系数，平衡重构准确度和稀疏性。在进行分类的时候可以通过判别法直接进行分类。判别函数为：

其中为重构的误差。为对应的类别。

### 正则化

常见的机器学习的方法中，一个核心的问题是如何解决在训练数据集上训练的模型，可以在测试集上也可以实现相同的效果。最常见的方法是通过加入正则化的方式降低测试误差。常见的正则化方法为正则、正则。本文使用的为熵正则。熵正则有一个有点为使参数尽可能的保证相同。

定义原始代价函数（cost function）为，对代价函数增加正则项后，求解问题的代价函数为：

使用正则项，代价函数为：

使用熵正则项，代价函数为：

公式中一般取值为0到1. 通过最小化熵的相反数，可以是所有的的取值尽可能的趋向于相同。保证所有的系数都参与运算。

下图中展示了不同的正则项对最优解产生的影响。为便于演示考虑二维情况(w1,w2)下的情况，下图展示了不同的正则项的情况下的最优解的情况，细线为不加正则项时代价函数的等高线，粗线为正则项的等高线。为不加正则项时的代价函数的最优解，为不同的正则项的约束下的最优解的情况。第一张图为正则项为范数时的情况，第二张图为正则项为范数的情况，第三张图为正则项为熵时的情况。正则项为范数相较于范数更容易与代价函数交于定点，熵正则项则更容易使得所有的趋近于相等。



图 1‑1 不同正则项情况下代价函数与正则项相交时的情况

## 研究内容

对于一组给定的标签，每一个标签对应了一个在空间中的原型。语义表达式为语义标签通过逻辑连接符连接的表达式。表示空间中“靠近”的点，可以使用来表示这些点。对于空间中所有的“靠近的”都可以使用标签描述此。这是Zadeh在语义变量工作的一个特殊形式。

这篇文章中我们是用来表示使用描述的适合度（appropriateness）。Zadeh提出的模糊集隶属度函数、Lawry提出的适合度函数是两种重要的估计的方法。但是适合度函数必须满足每个标签的语义适合度与标签集中的其他标签具有关联性，与其他的所有有关。这个特性基于一个基本的认知：标签集中的标签越少，适合度函数的值越大。例如，我们考虑一个如何从标签集中选取一个合适的标签描述一个46岁的人的问题。如果给定的标签集为，“老年”更适合描述此人。如果将扩充，加入中年，即，中年更加适合描述此人。相对于中的适合度，中“青年”，“老年”的适合度函数的值会降低。

语义标签作为 最有效方便的交流工具，它可以描述非常丰富的信息。利用语义标签我们可以降低搜索时的查找范围。对于一个理想的语义标签描述，我们可以使用原型和适合度重构出，。

理想的语义表示应该具有以下三个性质：

1. 保序性。如果比更适合描述，则。
2. 标签集相关性。语义适合度的大小与语义标签集相关。
3. 重构性。可以使用原型和适合度重构得到。

之前提出的语义标签的表示方法只具有保局部性。如Goodman和Nguyen提出的random set解释，Klawonn等提出的基于相似性的框架，Lawry和Tang提出的原型理论。在原型理论中，存在一个不确定的使得的外延可以覆盖所有满足的。在最近的原型理论工作中，将距离阈值表示为距离的概率密度函数。使用表示的适合度可以表示为距离的函数：。这种表示方法只具有保局部性。

这篇文章中我们提出了一个模糊重构算法。该算法具有保序性，标签集相关性，重构性。模糊重构算法的提出提供了一个可以使用输入和原型利用二次规划的方法来计算适合度函数的方法。

### 

# 基于熵的模糊重构算法

## 基于质量函数与原型理论的模糊重构

对于任意的都有，所以也可以度量使用语义表达式描述的适合度。因为的原型为，所以，也可以等效为使用原型表示的合适程度。也就是。也就是任意的表达式都可以使用原子构成。我们可以得出的模糊重构。

定义7 对于任意的，它的模糊重构表示定义为：

根据模糊重构的定义，可以重新解释为在对进行重构时，原型对重构的贡献程度。模糊重构为原型的线性组合：  
其中，。显然，，如果则。就是Smets在文章中介绍的Pignitic概率。因为，所以。

## 根据模糊重构确定质量函数

这个部分中讨论如何根据模糊重构确定任意的的质量函数。实现的方法为通过最小化模糊重构表示与原始的点之间的距离来实现，同时使用最大化熵作为正则项，使所有的原型都参与重构。

定义8 给定任意的输入和基本标签的原型，质量函数为如下二次规划问题的最优解。

其中，对于任意的，。

在上述的优化问题中，使用范数作为重构误差进行优化。所以共有个参数需要求解。为了得到质量函数的最优解，使用和，其中j=1,2,…，表示左右的质量函数和对应的原型。上式可以写成：

其中，对任意j=1,2,…，。

### 几种参数约减方法

最小化重构误差最大化熵，可以得到质量函数。但是问题中有个参数待求解，导致求解困难，复杂度较高。下文中我们介绍几种参数约减的方法。

#### 方法一

本小节中，我们假设对于任意的，当时。也就是语义表达式只包含，令，其中，。优化的目标函数在这种情况下可以重写为：

其中。

这种条件的假设下，共有的非零的质量函数需要确定。根据适合度的定义，可以根据质量函数来求解适合度：

#### 方法二

本小节中，我们假设对于任意的，当时。令, 其中，且。重构误差可以重写成如下形式：

其中。这种假设的情况下有个参数需要求解。

#### 方法三

假设有有一个顺序，即对于任意的i=2,3,…,n。令，i=1,2,…,n。这种条件下只有原型在重构的过程中才使用。此时重构误差为

其中。

这种条件下我们使用表示原型在重构的过程中的贡献程度。这种情况下我们关注所有的为，的质量函数为。此情况下适合度与质量函数的关系为：

这种情况下为Lawry在他的文章中定义的质量函数，可以通过适合度函数恢复出来：

此假设条件下的模糊重构方法具有保序性。对于任意的i=2,3,…,n，都有。此方法称为保序模糊重构（Ordering Preserving Fuzzy Reconstruction，OFPR）。

如果我们定义一个上的序关系满足当且仅当时，有。求解二次规划问题得到的模糊重构的系数的解具有以下性质：保序型，标签集相关性，重构性。第一，上述二次规划问题中，保序性由序关系保证。如果则。适合度保留了的序关系。有许多种适合度序关系的定义方法，本文中的序关系是基于距离定义的当且仅当时，有。给定我们可以基于标签集确定序关系，将序关系应用在求解OPFR问题中，可以得到每一个标签的适合度。序关系只保留了适合度的性质，OPFR可以得到定量的适合度同时也保留适合度的性质。

## 基于熵的模糊重构

基于熵的模糊重构算法

给定一个数据集，，数据点之间存在较强的相似性。基于此，可以从数据集或从数据空间中选择一组数据原型，使用的线性组合来表示数据集，  
，其中。

公式中有两个变量需要求解，权重和原型。定义重构误差为的范式，，其中，。熵为。需要求解的问题为：

其中第一项使得重构的数据尽可能与原始数据相似，残差的二范式保证重构得到的数据点尽可能的与原始数据在空间中具有相同的分布。第二项为熵值的罚项的相反数，最小化的负数，等价于最大化。当每个权重都相同时取最大值。最大化，使得每个原型都尽可能的参与重构，而不是只有距离点最近的几个点参与重构。如下图所示为时，的取值对的影响。



图 2‑1 的取值对的影响

对于目标函数

2‑1

对上式使用拉格朗日乘数法，我们可以得到：

令，

式可以改写成

2‑2

基于熵的模糊重构算法如下所示：

算法 1基于熵的模糊重构算法

输入：

原型集合；

需要重构的点;

设置权重衰减系数；

误差阈值；

最大迭代次数max\_t。

输出：

重构权重；

初始化：

随机初始化权重。

1. Repeat
2. 使用公式2‑1更新：

1. Until or 。
2. Set ；
3. Return 。

模糊重构算法的求解

算法：

输入：训练数据集，，原型数目。

输出：权重和原型。

1. 权重学习

权重更新学习算法。固定原型，求解权重，目标求解问题重新定义为：

上述函数中第一项为凸函数，第二项也为凸函数。故目标函数为凸函数，具有全局最优解。使用梯度下降法求解问题。

1. 原型学习

原型更新学习算法。固定权重，更新原型。新的目标函数为：

上式中的问题可以通过正规方程来求解得到结果。即：

上式中的逆可能不存在，可以使用的伪逆来替代求解。

循环执行1、2过程直到收敛，即可求解出权重和原型。

## 实验

### 对重构系数的影响

目标函数2‑1中的作用为平衡重构误差和重构系数的熵。其中重构误差项保证重构时的精确度，重构误差项越小表示重构精度越高，重构系数熵保证所有的参数比较均匀，所有的原型都尽可能的参与重构过程程度，样本可以用所有的原型来描述。参与重构程度与重构误差之间的平衡由由进行调节。图 2‑2中为MNIST数据集中重构一个手写数字在不同的的情况下的取值情况。从图中我们可以清晰的看出，随着的增大，的分布越来越均匀。图 2‑2中展示了残差随着的变化情况，随着的增大残差会越来越大，也就是重构的精度会降低。

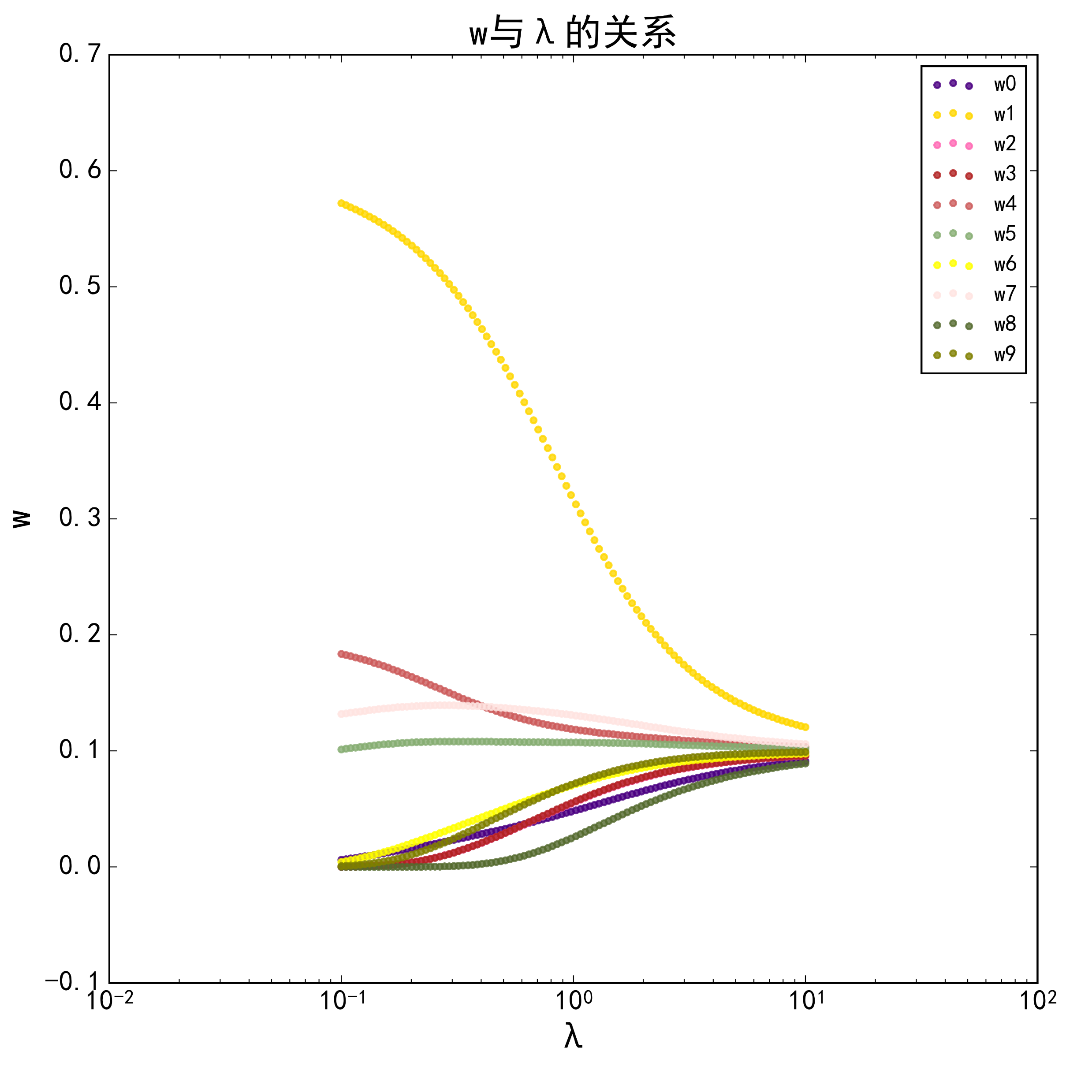
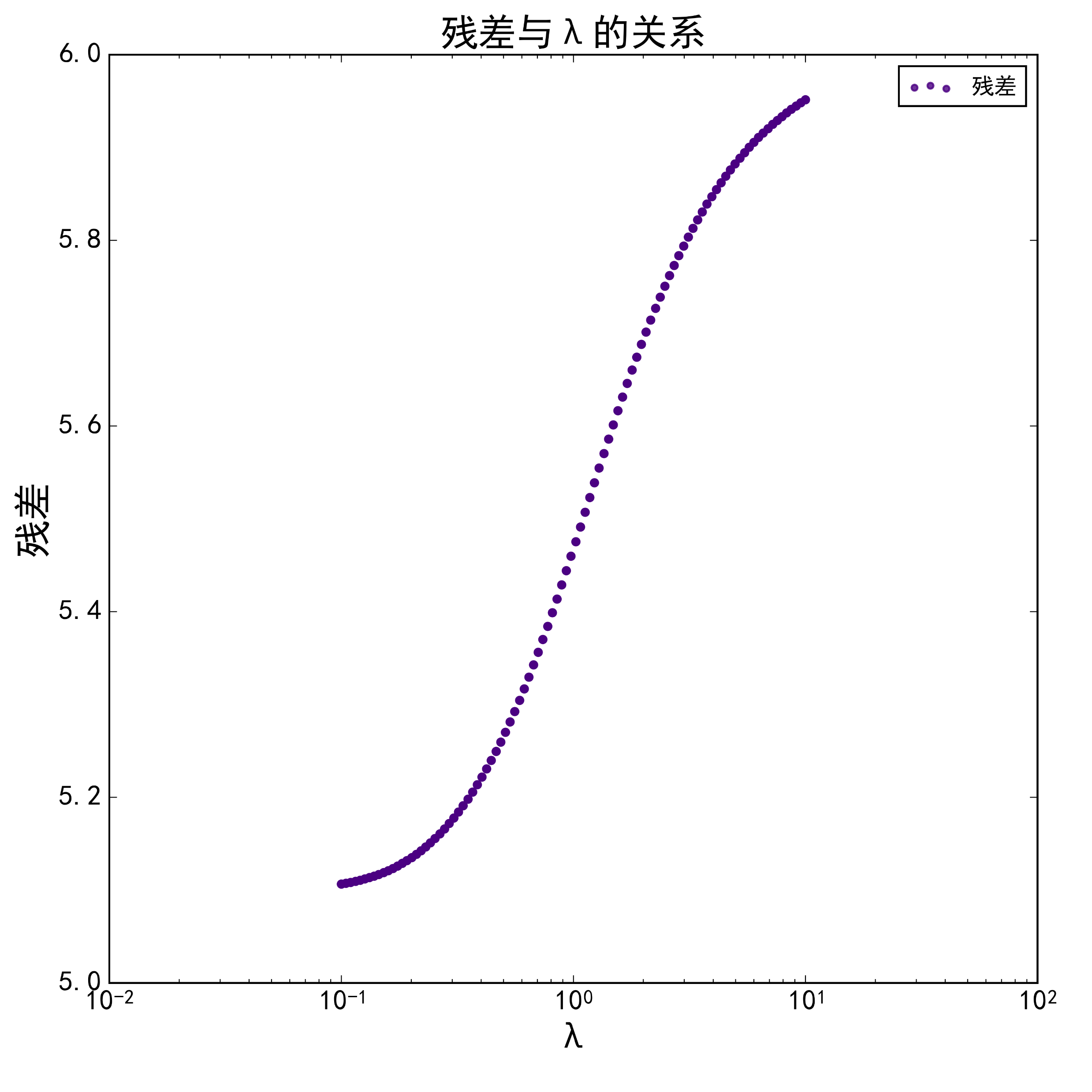


图 2‑2使用MNIST数据集中同一类的训练集的均值作为P，重构测试集中某一为1的手写数字图像，左图为不同的的情况下的取值情况，右图为残差与的关系

使用基于熵的模糊重构算法，我们可以实现分类的算法。求解出样本的原型表示后，可以使用判别式的方式进行分类的判断。样本所属类别标签。

### 手写数字识别

本节中我们将基于熵的模糊重构算法应用在手写数字识别的问题上。我们选用了两个不同数据集，MNIST和USPS数据集。MNIST数据集包含了70000幅28\*28像素的手写数字，我们使用其中的60000幅图像作为训练集，剩余的10000幅图像作为测试集。USPS包含了7291幅训练图像，2007幅测试图像。我们分别对不同的数据集进行不同的实验。实验包含不同算法间的比较。

### 纹理分类

我们从Brodatz纹理数据库中选取两类纹理图像，然后讲原始纹理图像分割成的图像块，对此图像块进行分类实验。

# 

## 第一节

### 

数学公式一般另行起排，居中书写，并用阿拉伯数字分章编号。若数学公式前有文字（如"解"、"假定"等），文字空两格写，数学公式仍居中写。数学公式序号按章编排，序号加圆括号，右顶格排。如第1章第1个数学公式序号为"公式（1.1）"。文中引用数学公式时，一般用"见公式（1.1）"或"公式（1.1）"。

## 本章小结

### 

# 

## 第一节

### 

## 本章小结

### 

# 

## 第一节

### 

## 本章小结

### 

# 

## 第一节

### 

## 本章小结

### 

# 

## 第一节

### 

## 本章小结

### 

参考文献

[1] D.Spinellis, K.Raptis. Component mining: a process and its pattern language[J]. Information and Software Technology, 2000(42):609~617

[2] 杨芙清, 梅宏, 李克勤. 软件复用与软件构件技术. 电子学报, 1999, 27(2):68~75

[3] 杨芙清. 软件复用及相关技术. 计算机科学，1999, 26(5):1~4

[4] Nenad Medvidovic, Richard Taylor. A Classification and Comparison Framework for Software Architecture Description Languages[J] . IEEE Transactions on Software Engineering, 2000, 25(1):70~93

[5]窦郁宏, 陈松乔. 程序挖掘中需求描述的研究. 计算机工程与应用, 2002, 10:53~56

[6] 杨瑞林, 李力军. 新型低合金高强韧性耐磨钢的研究. 钢铁， 1999（7）：41~45

[7] 贾名字. 工程硕士论文撰写规范. 硕士学位论文,上海交通大学,2000

[8] 胡海洋, 杨玫. Cogent后组装技术研究与实现. 电子学报, Dec 2002, 30(12):1823~1827

[9]任洪敏, 钱乐秋. 构件组装及其形式化推导研究. 软件学报, 2003, 14(6):1066~1074

注意：

参考文献的排列按照学位论文中所引用的文献顺序排列，论文中参考文献引用需用上标。

文献数量合理，不太少也不滥用，文后列出的参考文献在正文中必须有对应的引用。

文献来源正宗权威，是学术文献，出典可查。

攻读硕士学位期间主要的研究成果

[1] D.Spinellis, K.Raptis. Component mining: a process and its pattern language[J]. Information and Software Technology, 2000(42):609~617

[2] Schinstock, D.E., Cuttino, J.F. Real time kinematic solutions of a non-contacting, three dimensional metrology frame[J]. Precision Engineering, 2000, 24(1):70-76

致谢

署名

当前日期